

改进的 Shearlet 变换耦合频率特征的图像融合算法

兰伟¹, 何松柏²

(1.重庆城市职业学院, 重庆 402160; 2.电子科技大学, 成都 610000)

摘要: **目的** 解决当前图像融合算法大都直接在图像的像素灰度空间上进行融合, 导致融合图像存在视觉效果差及算法鲁棒性不强等问题。 **方法** 文中提出改进的 Shearlet 变换耦合频率特征的多聚焦图像融合算法。将 Shearlet 变换(ST)和非下采样小波变换(NSWT)进行融合, 形成改进的 Shearlet 变换(ST-NSWT)对源图像分解, 获取图像的低、高频子带系数; 构建区域能量模型, 对源图像之间的低频子带系数进行相关性度量, 完成低频子带的融合; 对高频子带的频率特征进行分析, 建立方差模型、平均梯度模型、空间频率模型, 分别对源图像的灰度相关性、清晰度相关性、活跃度相关性进行测量, 完成高频子带的融合, 最后通过 ST-NSWT 逆变换, 输出融合图像。 **结果** 与当前多聚焦图像融合算法相比, 文中算法融合的图像能较好地保留更多的细节及边缘信息, 使融合图像具备更佳的视觉效果。 **结论** 所提算法具有更好的融合质量, 可用于遥感探测与包装印刷检测等领域。

关键词: 图像融合; ST-NSWT; 区域能量; 频率特征; 区域平均梯度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)03-0180-07

Image Fusion Algorithm Based on Improved Shearlet Transform Coupling Frequency Characteristics

LAN Wei¹, HE Song-bo²

(1.Chongqing City Vocational College, Chongqing 402160, China;

2.University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610000, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the defect such as poor fusion image visual effect and low robustness induced by mostly achieving the image fusion on the pixel gray space of current image fusion algorithm. A new multi-focus image fusion algorithm based on improved shearlet transform coupling frequency characteristic was proposed in this paper. Firstly, the shearlet transform (ST) and the non-subsample wavelet transform ((NSWT)) were fused to form the improved shearlet transform (ST-NSWT), and the ST-NSWT transform was used to decompose the source image to obtain the low and high frequency subband coefficients of the image. Then the regional energy model was constructed to measure the dependency between the low frequency subband coefficients of the source images, and to complete the fusion of low frequency subbands. Finally, through analysis on the frequency characteristics of high frequency subbands, the variance model, the average gradient model and the spatial frequency model were established to measure the gray correlation, resolution correlation and activeness correlation of the source image, so as to complete the fusion of high frequency subbands, and finally the fuse image was accomplished by inverse ST-NSWT transform. Compared with the current multi-focus image fusion algorithm, the proposed algorithm could preserve more details and edge information in a better way, which makes the fusion image have better visual effect. The proposed algorithm has better fuse quality and it can be used in such fields as remote sensing and packaging & printing detection.

KEY WORDS: image fusion; ST-NSWT; regional energy; frequency characteristics; regional average gradient

收稿日期: 2016-05-05

基金项目: 国家自然科学基金 (61001032); 重庆市 2014 年度科技成果转化重点研究资助基金 (2015-ZJ-006)

作者简介: 兰伟 (1974—), 男, 硕士, 重庆科创职业学院副教授, 主要研究方向为计算机应用、图像处理。

随着科技的不断进步与人们生活水平的提高,人们对数字图像信息的全面性和准确性提出了越来越高的要求。由于图像传感器等方面的限制,使得在获取数字图像时难以对场景内感兴趣的内容进行全部聚焦,从而导致未被聚焦部分的内容变得不清晰,使得获取到的数字图像难以满足人们的要求^[1-2]。但可以通过从多个角度或者使用传感器的多个工作方式对感兴趣的内容分别进行获取,然后将所得的多源图像中感兴趣的内容进行融合,从而克服单一图像存在信息不全面的问题,形成一幅信息全面的清晰图像^[3-4]。由于图像融合技术可以获取到信息更准确全面的数字图像,故被广泛应用于遥感探测、医疗诊断、军事安全等领域。

为了获取更好的图像融合效果,许多国内外专家学者对图像融合方法进行了深入的研究,并涌现出了许多有效的图像融合方法。如 Vijayarajana^[5]等提出了一种基于离散小波变换主成分平均法的图像融合技术,并将该技术应用到了医学领域的核磁共振图像处理中。虽然该类方法能实现多幅源图像的融合,但由于小波变换的方向数量选择性的限制,导致了该方法获取到的融合图像不能很好的拥有源图像的轮廓及边缘信息。又如权亚楠^[6]等提出了改进的阈值加权平均 HSV 与小波变换图像融合的方法,通过将源图像转换到 HSV 彩色空间获取高度分量,然后通过小波分解得到高、低频信息,利用改进的加权平均法将低频信息进行融合,通过绝对值最大法将高频信息进行融合,完成图像融合,实验证明该方法能提高图像空间分辨率。该类方法由于权重值的不确定性会导致融合图像出现模糊效应,对此,刘斌^[7]等采用了一种基于采样三通道不可分小波的多光谱图像融合方法,通过矩阵扩充方法,构造了具备对称性的二维三通道不可分小波滤波器组,然后通过采样多尺度分解的方式,对全色图像以及多光谱图像进行分解,再将分解所得的低频分量及高频分量,通过融合规则进行融合。又如 Zhenyu^[8]等利用校准过程对亮度调节的平滑滤波法进行优化,通过校准过程将被融合的数字序列限制在一定的范围内,然后对图像进行融合。该类方法能对彩色图像进行有效的融合,但是 HSI 变换只能对 3 个波段进行融合,故该类方法存在一定的局限性。

文中提出了改进的 Shearlet 变换耦合频率特征的多聚焦图像融合算法,将 ST 中的拉普拉斯金字塔变换用 NSWT 进行代替进行尺度分解,从而对传统的 Shearlet 变换进行改进,形成改进的 Shearlet 变换(ST-NSWT),利用 ST-NSWT 变换可以获取到图像更精细的低、高频信息,使所得融合图像具备更多的细节信息,通过构建区域能量模型,完成低频子带的融合,然后对高频子带的频率特征进行综合分析,利用

方差、平均梯度及空间频率模型进行高频子带的融合,然后通过逆 ST-NSWT 变换完成图像的融合。仿真实验结果证明该方法融合的图像具备较好的视觉效果,能保留源图像更多的细节信息。

1 图像融合算法

文中首先通过用 NSWT 代替 ST 中的拉普拉斯金字塔变换形成改进的 Shearlet 变换(ST-NSWT),并用该模型获取图像的低、高频信息。利用 NSWT 克服 ST 中,拉普拉斯金字塔变换对图像尺度分解时,存在子带分解不够精细、无方向性的弊端。然后通过区域能量模型,完成低频子带的融合,接着构建方差、平均梯度及空间频率的模型进行高频子带的融合,最后通过逆 ST-NSWT 变换完成图像的融合。文中算法流程图见图 1。

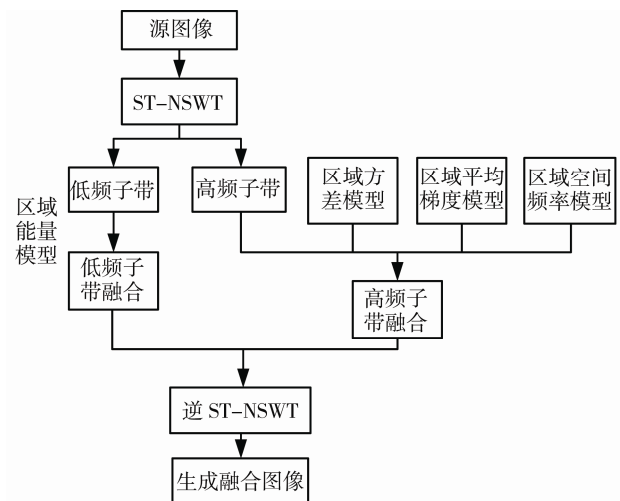


图 1 中文算法流程

Fig.1 Flow chart of this algorithm

1.1 ST-NSWT 的形成

ST 是多尺度几何分析方法之一,不仅具有平移不变性以及优良的时频局部特性,而且还具备多方向性以及多尺度特性,对于每个尺度上可允许拥有不同数目的方向分解,可很好地实现对图像的稀疏表示^[9-10]。ST 主要由 2 部分组成,分别为尺度分解和方向分解,在传统的 ST 中,采用拉普拉斯金字塔变换进行尺度分解,采用 Shear 滤波器组进行方向分解。

ST 由合成小波变换理论与仿射系统理论相耦合而产生。对于维数 $w=2$ 时,ST 中合成膨胀的仿射系统模型如下:

$$M_{AB}(\Psi) = \{\Psi_{j,l,k}(x) = |\det A|^{-j/2} \Psi(BA^j x - k), \\ j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (1)$$

式中: $\Psi \in (L^2(\mathbb{R}^2))$ 以及 A 和 B 为可逆矩阵,且 $|\det B| \neq 0$ 。若 $M_{AB}(\Psi)$ 满足 Parseval 框架,则 $M_{AB}(\Psi)$ 为合

成小波:

$$\sum_{j,l,k} \left| \langle f, \Psi_{j,l,k} \rangle \right|^2 = \|f\|^2, \quad \forall f \in L^2(R^2) \quad (2)$$

当满足下列条件时, $M_{AB}(\psi)$ 为一组不同尺度的小波, 被称为 Shearlet 变换。

$$A = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix} (a > 0) \quad (3)$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{bmatrix} (s \in R) \quad (4)$$

式中: 各向异性扩张矩阵 A 与尺度变换相关联, Shear 矩阵 B 与几何变换相关联, 一般取 $a=4, s=1$ 。

在 ST 中, 首先利用拉普拉斯金字塔变换进行尺度分解, 获取图像的低频及高频成分, 然后利用 Shear 滤波器组进行方向分解, 获取方向定位。由于拉普拉斯金字塔变换对子带的细分程度不够精细, 而且不具备方向性, 所以拉普拉斯金字塔变换对小目标进行尺度分解时, 需要通过加多分解层数来实现, 从而会导致算法的效率低下^[11]。

为了克服 ST 中拉普拉斯金字塔变换进行尺度分解时的缺陷, 文中用 NSWT 代替 ST 中的拉普拉斯金字塔变换形成 ST-NSWT 变换, 并用其获取图像的低、高频信息。NSWT 不仅能有效地对图像进行尺度变换, 而且在尺度变换的同时还能利用图像的方向信息, 使得其能更加精确地对小目标信号进行识别, 从而达到在较少的分解层数下实现对小目标的分解, 提高了算法的效率及图像融合的细节效果^[12]。

通过 NSWT 将图像分解成 4 个子带, 然后通过 Shear 滤波器组对各高频子带进行多方向分解, 从而获取到不同尺度及方向的低频子带系数和高频子带系数, 在低频子带上则重复执行上述步骤。该过程见图 2。

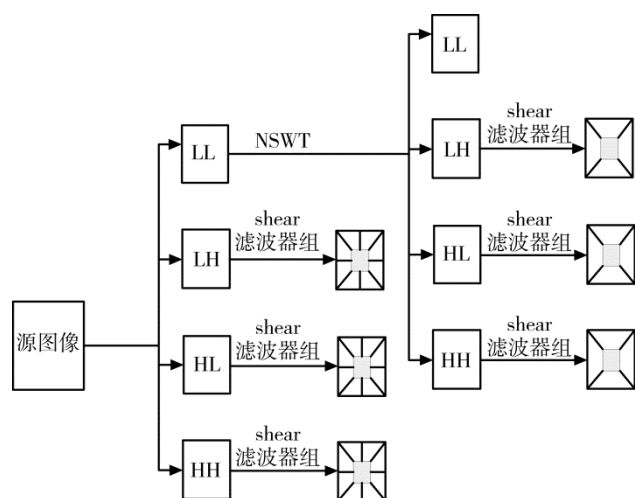


图 2 ST-NSWT 模型获取低、高频信息

Fig.2 ST-NSWT obtains low and high frequency information

图 2 中 LL 为水平及垂直方向的低频子带, LH

为水平方向为低频及垂直方向为高频的子带, HL 为水平方向为高频及垂直方向为低频的子带, HH 为水平及垂直方向的高频子带。

1.2 融合低频子带

通过简单的平均线性加权方法可实现低频子带系数的融合, 但当 2 个低频子带系数相差太大时, 该方法融合的图像将丢失过多的重要成分。低频子带反映了源图像的轮廓特征以及区域相关性, 并且源图像的能量也主要集中在低频部分^[13]。根据上述低频子带的特征, 文中构建了区域能量模型用于低频子带的融合。构造的区域能量模型如下:

$$EI(x, y) = \sum_{x' \in u} \sum_{y' \in v} |I(x+x', y+y')| \quad (5)$$

式中: $I=A$ 或 B , u, v 为局部区域能量的值(文中局部区域大小选为 3×3), 通过该区域能量模型可以对低频子带系数的相关性进行度量。利用式(5)可得出文中低频子带系数的融合规则, 见式(6)。

$$C_{j_0}^F(x, y) = \begin{cases} C_{j_0}^A(x, y) & \text{if } EA(x, y) \geq EB(x, y) \\ C_{j_0}^B(x, y) & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $C_{j_0}^A(x, y)$, $C_{j_0}^B(x, y)$, $C_{j_0}^F(x, y)$ 分别为源图像 A、源图像 B 以及融合后图像中点 (x, y) 处的低频子带系数。

1.3 融合高频子带

高频子带反映了源图像的众多细节信息, 例如源图像的边缘信息, 区域边界信息等等。在图像融合中高频子带的合理融合有助于提高融合后图像的清晰度, 减少失真。图像的方差、平均梯度、空间频率特性从不同的方面描述了一幅图像的细节信息, 并且可用于对图像的模糊和清晰区域进行区分。在此, 文中将借助这些特性实现图像高频子带的融合。方差反映了一幅图像中各个点灰度值的相对分散度及图像的平均灰度值。方差越大灰度值就越分散, 图像的视觉就会越清晰。对于一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像 F , 其方差定义如下^[14]:

$$D_F = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - \hat{u})^2 \quad (7)$$

式中: $F(i, j)$ 为 (i, j) 处像素的灰度值; $\hat{u}$ 为图像的平均灰度值, 其定义如下:

$$\hat{u} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N F(i, j) \quad (8)$$

基于方差的融合规则定义如下:

$$C_j^F(x, y) = \begin{cases} C_j^A(x, y) & \text{if } D_A(x, y) \geq D_B(x, y) \\ C_j^B(x, y) & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $C_j^A(x, y)$, $C_j^B(x, y)$, $C_j^F(x, y)$ 分别为源图像

A、源图像 B 以及融合后图像中点 (x,y) 处的高频子带系数。

平均梯度反映了图像的清晰度以及多种细节信息。平均梯度值越大, 图像就越清晰。对于一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像 F , 其平均梯度定义如下^[15]:

$$G_F = \frac{1}{M \times N} \times \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\{ [F(i,j) - F(i+1,j)]^2 + [F(i,j) - F(i,j+1)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

式中: $F(i,j)$ 为 (i,j) 处像素的灰度值。基于平均梯度的融合规则定义如下:

$$C_j^F(x,y) = \begin{cases} C_j^A(x,y) & \text{if } G_A(x,y) \geq G_B(x,y) \\ C_j^B(x,y) & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $C_j^A(x,y)$, $C_j^B(x,y)$, $C_j^F(x,y)$ 分别为源图像 A、源图像 B 以及融合后图像中点 (x,y) 处的高频子带系数。

空间频率反映了图像的整体活跃度。图像的空间频率值越大, 包含的细节信息就越多, 图像就越清晰。对于图像 F , 其空间频率定义如下^[16]:

$$S_F = \sqrt{R_F^2 + C_F^2} \quad (12)$$

式中: R_F 和 C_F 分别为行、列频率, 定义见式 (13)—(14)。

$$R_F = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N [F(i,j) - F(i,j-1)]^2} \quad (13)$$

$$C_F = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{i=2}^N [F(i,j) - F(i-1,j)]^2} \quad (14)$$

基于空间频率的融合规则定义如下:

$$C_j^F(x,y) = \begin{cases} C_j^A(x,y) & \text{if } S_{FA}(x,y) \geq S_{FB}(x,y) \\ C_j^B(x,y) & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $C_j^A(x,y)$, $C_j^B(x,y)$, $C_j^F(x,y)$ 分别为源图像 A、源图像 B 以及融合后图像中点 (x,y) 处的高频子带系数。

当前的图像融合方法通常选取上述 3 种特性之一用于制定高频部分的融合规则, 然而上述 3 种特性都不能独立地用于表示一幅图像的综合特性, 因此, 该类融合规则将导致融合后的图像不能很好地包含细节信息, 得不到较理想的视觉效果。

文中制定了将上述 3 种特性进行综合的高频子带融合规则, 其详细过程描述如下:

1) 选取局部区域的尺寸为 3×3 , 然后通过式 (7), (8), (10), (12)—(14), 分别计算位于源图像 A 和源图像 B 高频子带中的每一点 (i,j) 处的区域方差 $D_A(i,j)$ 和 $D_B(i,j)$, 区域平均梯度 $G_A(i,j)$ 和 $G_B(i,j)$, 区域空间频率 $S_{FA}(i,j)$ 和 $S_{FB}(i,j)$ 。

2) 计算整幅图像的方差 D_A 和 D_B , 平均梯度 G_A 和 G_B , 空间频率 S_{FA} 和 S_{FB} 。

3) 若 $D_A \neq 0$, $D_B \neq 0$, $G_A \neq 0$, $G_B \neq 0$, $S_{FA} \neq 0$, $S_{FB} \neq 0$ 则通过下述表达式, 分别计算 2 幅源图像之间的相对区域方差比率、相对区域平均梯度比率、相对区域空间频率比率。

$$K_1(i,j) = \frac{D_A(i,j)/D_A}{D_B(i,j)/D_B} \quad (16)$$

$$K_2(i,j) = \frac{G_A(i,j)/G_A}{G_B(i,j)/G_B} \quad (17)$$

$$K_3(i,j) = \frac{S_{FA}(i,j)/S_{FA}}{S_{FB}(i,j)/S_{FB}} \quad (18)$$

式中: $K_1(i,j)$ 为源图像中点 (i,j) 处的区域方差比率。若 $K_1(i,j) > 1$, 则说明图像 A 中点 (i,j) 处的区域方差比图像 B 中点 (i,j) 处的区域方差大。 $K_2(i,j)$ 和 $K_3(i,j)$ 与 $K_1(i,j)$ 的意义相类似。接着执行步骤 4)。

4) 若 D_A 和 D_B , G_A 和 G_B , S_{FA} 和 S_{FB} 其中任意一个为 0, 则说明其对应的表述特性为 3 种特性里面最弱的, 接着只需将式 (16)—(18) 中另外 2 个特性的比率进行比较, 取较大值对应的特性作为融合规则。若有 2 个特性为最弱特性, 则取唯一一剩余特性作为融合规则。若 3 个特性都为最弱特性, 则取 $D_A(i,j)$ 和 $D_B(i,j)$, $D_A(i,j)$ 和 $D_B(i,j)$, $S_{FA}(i,j)$ 和 $S_{FB}(i,j)$ 中最大值作为融合系数, 将 2 幅源图像进行融合。接着执行 5)。

5) 将式 (19)—(21) 进行比较, 取最大值对应的特性作为融合规则。

$$R_1(i,j) = \begin{cases} K_1(i,j) & \text{if } K_1(i,j) \geq 1 \\ 1/K_1(i,j) & \text{else} \end{cases} \quad (19)$$

$$R_2(i,j) = \begin{cases} K_2(i,j) & \text{if } K_2(i,j) \geq 1 \\ 1/K_2(i,j) & \text{else} \end{cases} \quad (20)$$

$$R_3(i,j) = \begin{cases} K_3(i,j) & \text{if } K_3(i,j) \geq 1 \\ 1/K_3(i,j) & \text{else} \end{cases} \quad (21)$$

例如, 通过比较式 (19)—(21), 若 $R_1(i,j)$ 为最大值, 则选取其对应的方差特性作为融合规则。 $R_2(i,j)$ 和 $R_3(i,j)$ 也是类似的意义。

6) 在源图像的全部点上重复执行 1)—5) 步骤。高频子带融合完成后, 再通过逆 ST-NSWT 完成图像的融合。

在对一个场景的多个兴趣点进行获取观测图像时, 由于传感器技术等限制, 难以通过只拍摄一幅图像而获取到清晰的包含场景中所有兴趣点的图像。为了满足将一个场景中所有兴趣点都清晰的呈现在一幅图像中, 文中采用 NSWT 代替 ST 中的拉普拉斯金字塔变换, 改进了 Shearlet 变换 (ST-NSWT), 利用 NSWT 对图像进行尺度变换, 达到在较少的分解层数下实现对小目标的分解, 提高图像融合的细节效果,

再构建区域能量模型,对源图像的低频子带系数进行相关性度量,有效完成低频子带的融合,通过综合考虑方差、平均梯度、空间频率,建立了图像高频成分的融合规则,提取更多的融合图像细节信息,因此,所提算法能够提高遥感、医学以及包装印刷等领域的多聚焦图像的分辨率以及图像信息利用率。

2 实验结果与分析

借助 Matlab7.9 软件对文中算法的合理性进行验证。实验环境为 Dell, Intel 酷睿 I3, 3.1GHz 主频处理器, 4 GB 内存, 500 GB 硬盘, 操作系统为 Windows XP。为了体现文中算法的优越性,选用文献[17]和文献[18]中所采用的图像融合算法作为对照组,然后从融合后所得图像的视觉效果及量化分析来对各种算法的融合效果进行评价。

2.1 图像融合的视觉效果及分析

采用图像数据已完成配准的源图像作为测试图像。不同图像融合算法融合图像的视觉效果见图 3 和图 4。通过视觉效果图的对比可见,文中图像融合算法融合的图像(图 3e, 4e)比对照组算法融合的图像(图 3c, d 及图 4c, d)拥有更好的视觉效果。具体表现为,

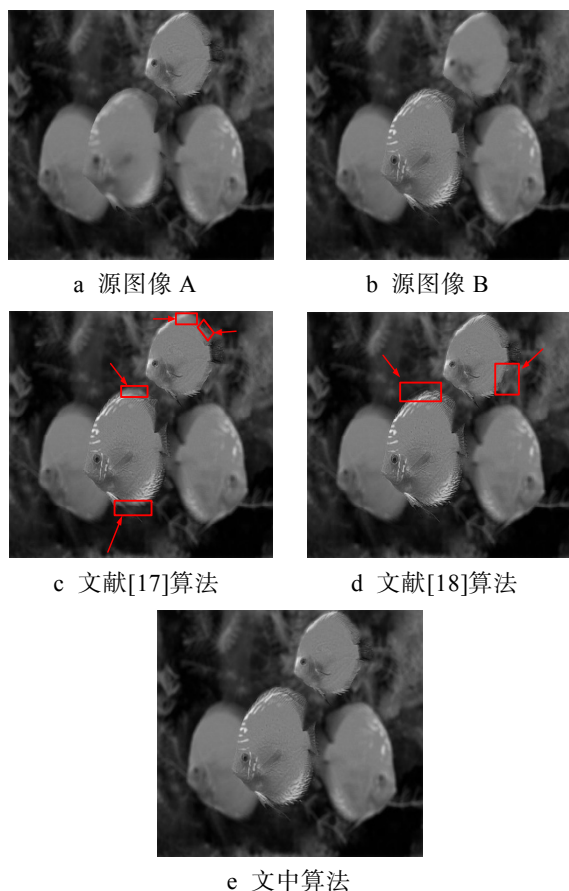


图 3 不同算法对图像 1 的融合效果
Fig.3 Effect of different algorithms on image fusion

图 3c, 4c 的融合图像在边缘部分存在较明显的重影及模糊效应,图 3d, 4d 的融合图像在边缘部分存在明显的不连续效应,而文中算法融合的图像图 3e, 4e, 在边缘部分能够清晰的表达出细节信息。因为文中将 ST 和 NSWT 进行联合形成了 ST-NSWT 变换,利用 ST-NSWT 变换可以获取到图像更精细的低、高频信息,使所得融合图像具备更多的细节信息,而文献[17]中仍然采用的是拉普拉斯金字塔变换进行尺度分解,不能很好地对图像进行精细的尺度分解,文献[18]中采用基于学习优化的对比度金字塔方法,能很好地突出图像的红外特征,但是对于融合图像的平滑度以及视觉效果不是很好。

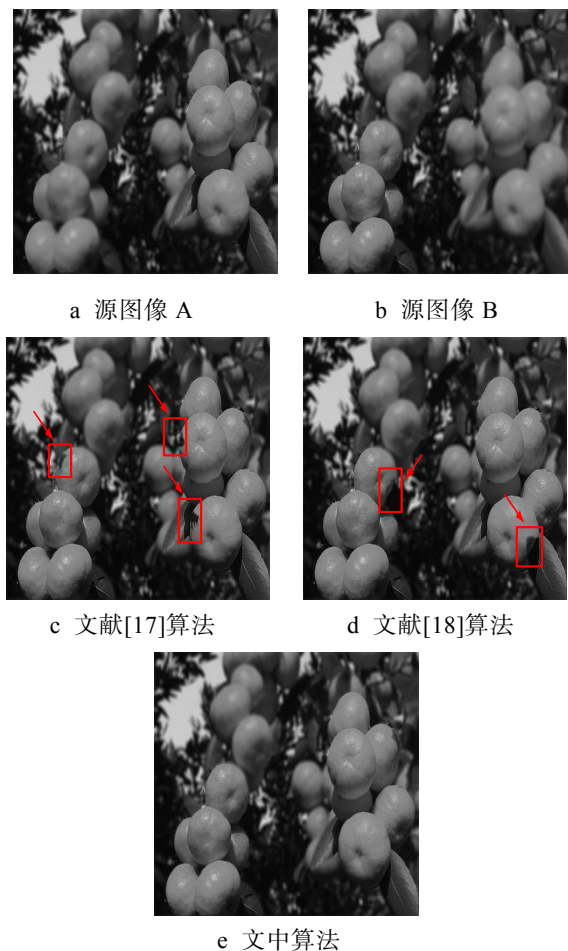


图 4 不同算法对图像 2 的融合效果
Fig.4 Effect of different algorithms on image fusion

2.2 图像融合的量化分析

借助相关系数(CC)、峰值信噪比(PSNR)以及信息熵(EN)这 3 种量化指标来对不同算法融合的图像进行量化的分析。其中相关系数以及峰值信噪比的值越大,说明融合图像的效果越好,信息熵可用来衡量融合图像所包含的信息丰富度,信息熵越大说明融合图像含有的信息也就越丰富。表 1 分别归纳了不同图像融合算法对图 3 和图 4 中不同算法获得的融合图像

的量化指标。

表 1 图 3 和图 4 中不同融合算法的量化结果
Tab.1 The quantitative results of different fusion algorithms in Fig.3 and Fig.4

		CC	PSNR	EN
图3	文献[17]算法	0.9815	84.3257	7.8621
	文献[18]算法	0.9885	84.3846	7.9546
	文中算法	0.9914	85.2983	8.1412
图4	文献[17]算法	0.9743	83.4872	7.7621
	文献[18]算法	0.9784	83.6871	7.7834
	文中算法	0.9819	84.2782	7.8492

通过对比可见，文中算法的融合图像的各项量化指标都优于对照组算法融合图像的各项量化指标。说明文中算法融合的图像包含的信息最丰富，更接近理想的效果。其原因是文中采用了 ST-NSWT 变换，可以获取到图像更精细的低、高频信息，并且采用了将方差、平均梯度、空间频率进行综合的方法来制定高频成分的融合规则，使得融合图像含有更多的细节信息。

3 结语

文提出了改进的 Shearlet 变换耦合频率特征的多聚焦图像融合算法。用 NSWT 代替 ST 中的拉普拉斯金字塔变换形成改进的 Shearlet 变换(ST-NSWT)，利用 NSWT 对图像进行尺度变换，达到在较少的分解层数下实现对小目标的分解，提高了算法的效率及图像融合的细节效果。构建区域能量模型，对源图像的低频子带系数进行相关性度量，完成低频子带的融合。采用了将方差、平均梯度、空间频率进行综合的方法来制定高频成分的融合规则，使得融合图像含有更多的细节信息。最后通过融合图像的视觉效果及量化分析显示，文中算法融合的图像具有较多的细节及边缘信息，融合图像具备更佳的视觉效果。

参考文献：

[1] 李振华, 敬忠良, 孙韶媛. 基于方向金字塔框架变换的遥感图像融合算法[J]. 光学学报, 2015, 25(5): 598—602.
LI Zhen-hua, JING Zhong-liang, SUN Shao-yuan. Remote Sensing Image Fusion Based on Steerable Pyramid Frame Tansform[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 25(5): 598—602.

[2] 李长涛, 高军, 范增华. 基于提升小波的选择性图像融合算法的研究[J]. 包装工程, 2010, 31(15): 106—109.

LI Chang-tao, GAO Jun, FAN Zeng-hua. Research on Selective Image Fusion Algorithm Based on Lifting Wavelet[J]. Packaging Engineering, 2010, 21(15): 106—109.

[3] 易端阳, 唐万有, 郝健强. 图像拼接在印品检测中的应用研究[J]. 包装工程, 2012, 4(5): 111—114.
YI Duan-yang, TANG Wan-you, HAO Jian-qiang. Research on the Application of Image Mosaic in the Detection of Printed Matter[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(5): 111—114.

[4] 刘博, 仲思东. 一种基于自适应阈值的 SUSAN 角点提取方法[J]. 红外技术, 2013, 28(6): 331—333.
LIU Bo, ZHONG Si-dong. A SUSAN Corner Detector Based on Adaptive Threshold[J]. Infrared Technology, 2013, 28(6): 331—333.

[5] VIJAYARAJANA R, MUTTANB S. Discrete Wavelet Transform Based Principal Component Averaging Fusion for Medical Images[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2015, 6(69): 896—902.

[6] 权亚楠, 卜丽静, 武文波. 改进的阈值加权平均 HSV 与小波变换图像融合[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2016, 1(35): 65—69.
QUAN Ya-nan, BU Li-jing, WU Wen-bo. Improved Weighted Average of Threshold Value of HSV and Wavelet Transform Image Fusion[J]. Journal of Liaoning Technical University(Natural Science), 2016, 1(35): 65—69.

[7] 刘斌, 乔双梁, 魏艳萍. 基于采样三通道不可分小波的多光谱图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(3): 65—69.
LIU Bin, QIAO Shuang-liang, WEI Yan-ping. IMulti-spectral Image Fusion Method Based on Subsampled Three Channel Non-separable Wavelets[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 3(36): 65—69.

[8] AN Zhen-yu, SHI Zhen-wei. An improved-SFIM Fusion Method Based on the Calibration Process[J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(14): 3764—3769.

[9] 冯鑫, 王晓明, 党建武. 基于 Shearlet 变换的红外与可见光图像融合[J]. 光电子.激光, 2013, 24(2): 384—390.
FENG Xin, WANG Xiao-ming, DANG Jian-wu. Fusions of Infrared and Visible Images Based on Shearlet Transform[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2013, 24(2): 384—390.

[10] YIN Ming, LIU Wei, ZHAO Xia. Novel Image Fusion Algorithms Based on Nonsampled Shearlet Transform[J]. Optik, 2014, 125(10): 2274—2282.

[11] MOONON A U, HU Jian-wen, LI Shu-tao. Remote

- Sensing Image Fusion Method Based on Nonsubsampled Shearlet Transform and Sparse Representation[J]. Sensing and Imaging, 2015, 16(1): 231—238.
- [12] LEWIS J J, O'CALLAGHAN R J, NIKOLOV S G, et al. Pixel- and Region-based Image Fusion with Complex Wavelets[J]. Information Fusion, 2014, 2(8): 119—130.
- [13] BHATNAGAR G, WU Q M J, LIU Z. A New Contrast Based Multimodal Medical Image Fusion Framework[J]. Neurocomputing, 2015, 157(6): 143—152.
- [14] ROY S, HOWLADER T, RAHMAN S M M. Image Fusion Technique Using Multivariate Statistical Model for Wavelet Coefficients[J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(2): 355—365.
- [15] BHATNAGAR G, WU Q M J, LIU Z. A New Contrast Based Multimodal Medical Image Fusion Framework[J]. Neurocomputing, 2015, 157(6): 143—152.
- [16] GANASALA P, KUMAR V. Multimodality Medical Image Fusion Based on New Features in NSST Domain [J]. Biomedical Engineering Letters, 2014, 4(4): 414—424.
- [17] BISWASAC B, DEYBC K N, CHAKRABARTIABC A. Remote Sensing Image Fusion Using Multithreshold Otsu Method in Shearlet Domain[J]. Procedia Computer Science, 2015, 57 (2): 554—562.
- [18] JIN H, WANG Y. A Fusion Method for Visible and Infrared Images Based on Contrast Pyramid with Teaching Learning Based Optimization[J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 64(3): 134—142.